영상복원에서의 정칙화 연산자 분석

전우상[†] · 이태홍[††]

요 약

정칙화 반복복원 과정에 사용되는 정칙화 연산자는 Laplacian 연산자를 주로 사용하고 있으나, 일반적으로 미분 연산자를 사용하게 되어있다. 본 논문에서는 정칙화 연산자로서의 일반적인 미분연산자들과 본 연구실에서 사용 되어온 1-H 연산자의 성능을 비교, 검토하여 분석하였다.

선형적인 움직임에 의한 훼손된 영상에서는, 평면부분은 1-H 연산자가 Laplacian 연산자보다 복원효과와 MSE의 수렴성이 안정된 것을 알 수 있었으며 윤곽부분은 Laplacian 연산자가 1-H 연산자보다 MSE의 수렴성 및 복원효과가 뛰어남을 알 수 있었다.

가우시안에 의해 훼손된 영상에서는, 윤곽부분은 1-H 연산자가 Laplacian 연산자보다 MSE의 수렴성 및 복원효과가 뛰어나며 평면부분에서는 Laplacian 연산자가 1-H 연산자보다 MSE면에서 안정적으로 수렴함을 알 수 있었다.

정칙화 이론은 잡음의 평활화와 윤곽의 복원을 동시에 고려하여 처리하기 때문에 영역을 평면부분과 중간부분 그리고 윤곽부분으로 나누어서 처리결과에 대한 MSE를 비교하였다.

Laplacian 연산자와 1-H 연산자는 정칙화 연산자로 사용하기에 적합하였고 다른 미분 연산자들은 반복횟수에 따라 발산하는 것으로 나타났다.

Analysis on the Regularization Parameter in Image Restoration

Woosang Jeon[†] and Taihong Yi[††]

ABSTRACT

The Laplacian operator is usually used as a regularization operator which may be used as any differential operator in the regularization iterative restoration. In this paper, several kinds of differential operator and 1-H operator that has been used in our lab as well, as a regularization operator, were compared with each other. In the restoration of noisy motion-blurred images, 1-H operator worked better than Laplacian operator in flat region, but in the edge the Laplacian operator operated better. For noisy gaussian-blurred images, 1-H operator worked better in the edge, while in flat region the Laplacian operator resulted better. In regularization, smoothing the noise and restoring the edges should be considered at the same time, so the regions divided into the flat, the middle, and the detailed, which were processed in separate and compared their MSE. Laplacian and 1-H operator showed to be suitable as the regularization operator, while the other differential operators appeared to be diverged as iterations proceeded.

1. 서 론

디지털 영상 복원에 있어서 잡음을 평활화 하는 경우 윤곽도 같이 평활화 되며 윤곽을 복원하는 경우에는 잡음도 동시에 강조되는 이중성을 가진다. 이 문제를 해결하기 위하여 정칙화 방법이 도입되어 최근에 활발한 연구가 진행되고 있다. 이 방법은 반복처리로 흐림훼손을 복원하되 가속변수를 부가하여 수렴효율을 증가시키고 정칙화 변수와 정칙화 연산자를 사용하므로써 반복처리 과정에서 발생하는 잡

이 논문은 1998학년도 영남대학교 학술 연구 조성비에 의한 것임.

† 嶺南大學校 電子工學科
†† 嶺南大學校 電氣電子工學部 敎授

음증폭 현상을 억제하도록 고안되었다. Biemond와 Katsaggelos[1-3]는 기존의 반복처리방법에 정칙화 이론을 적용하므로써 잡음이 섞인 흐려진 영상을 복원하는 방법을 제시하였다.

그러나 정칙화 이론에 적용하는 정칙화 연산자는 미분 연산자인데, 기존의 연구에서는 Laplacian 연산자를 사용하였다. Laplacian 연산자가 정칙화 연산자로 적합한지에 대한 정확한 분석없이 세선화하는데 좋다는 결과만을 가지고 사용되어져 왔었다.

본 논문에서는 정칙화 이론에서의 정칙화 연산자를 일반적인 미분연산자로 사용하여 기존에 일반화되어 있는 Laplacian 연산자와 비교・분석하고자 한다. 특히 정칙화 연산자들의 효과를 정확히 분석하기 위하여 평면영역, 중간영역, 윤곽영역으로 나누어서 분석하여 기존에 사용된 Laplacian 연산자가 정칙화 연산자로써의 적합한지를 밝히고자 한다.

특히 인간의 시각체계는 영상의 평면부분에서의 잡음에는 민감하게 반응하며 시각적인 효과에서는 윤곽정보가 중요하게 작용을 한다. 그러므로 영역별로 맞는 파라메타를 적용하므로써 복원의 질을 향상시키고 잡음과 윤곽부분을 효과적으로 구분하여 평면부분에서는 잡음의 증폭을 억제하고 윤곽부분에서는 해상도가 증가될 수 있을 것이다. 따라서 영역별로 적합한 파라메타를 찾는 것이 중요한 요인이 된다.

본 논문에서 사용된 정칙화 연산자로는 일반적인 미분 연산자인 일차 미분 연산자들과 일차 미분 연산자의 변형된 형태인 1-H 연산자, 그리고 Laplacian 연산자를 선택하였다.

2장에서는 Tikhonov-Miller 정칙화에 대한 일반적인 이해와 기존의 반복처리방법에 정칙화 이론을 적용한 반복 Tikhonov-Miller 정칙화에 대한 설명을 하였다. 3장에서는 정칙화 연산자들로 사용되는 미분 연산자들을 다루었다. 4장에서는 흐려지는 두 가지 모델 즉 선형적인 움직임에 의한 흐려짐과 가우시안에 의한 흐려짐으로 나누어 잡음을 더하여 훼손시킨 영상을 3장에서 제시한 미분 정칙화 연산자를 사용하여 정칙화 반복복원실험을 하였다. 5장은 실험 및 분석을 통해 Laplacian 연산자와 1-H 연산자가 정칙화 연산자로써 적합한지에 대한 검토와 기타 일차미분 연산자들의 정칙화 연산자로써의 역할 그리고 복원결과에 대한 결론을 맺는다.

2. 반복 Tikhonov-Miller 정칙화 복원[2]

정칙화 개념은 해의 집합으로부터 가장 적합한 복원해를 구하기 위한 기준을 정의하여 영상복원 시 복원된 영상의 오차가 최소가 되도록 하는 것이다. 따라서 복원해가 만족해야 하는 잡음에 대한 기준 중의 하나는 다음과 같다.

$$\Phi(\hat{f}) = \left\|g - H\hat{f}\right\| \le \|n\| = \varepsilon \quad (1)$$

이때 g는 훼손된 영상이며, H는 시스템 전달 함수, $\hat{f}$는 복원된 영상, n은 잡음이 섞인 흐려진 영상 g에 존재하는 가산잡음, ε은 상수이다.

다른 하나의 기준은 윤곽에 대한 정칙화 기준으로서 다음과 같이 정의한다.

$$\Omega(\hat{f}) = \| C\hat{f} \| \le E \quad (2)$$

이때 E는 상수이며, C는 정칙화 연산자로서 고주파통과 필터의 성질을 가진다. 다음과 같은 종합적인 목적함수(objective function)를 최소화하는 것이 정칙화에 의한 영상 복원이다.

$$\Phi(\hat{f}) = \| g - H\hat{f} \|^2 + \alpha\| C\hat{f} \|^2 \quad (3)$$

이때 $\alpha = (\frac{\varepsilon}{E})^2$이 되고 복원된 영상의 잡음정도에 따라 가변되며 잡음의 평활화와 윤곽의 복원을 최적으로 조절한다. 복원해 $\hat{f}$에 대하여 식(3)의 정칙화 기준을 미분함으로써 정칙화 오차를 최소로 하는 복원해 $\hat{f}$를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\hat{f} = \frac{H^T g}{(H^T H + \alpha C^T C)} \quad (4)$$

식(4)로부터 복원오차 $E(\hat{f})$를 구하면 다음과 같다.

$$E(\hat{f}) = \| f - \hat{f} \|^2 \le \| \frac{\alpha C^T C f}{H^T H + \alpha C^T C} \|^2 + \| \frac{H^T n}{H^T H + \alpha C^T C} \|^2 = E_r(\alpha) + E_n(\alpha) \quad (5)$$

이때 $E_r(\alpha)$는 윤곽에 대한 오차이며, $E_n(\alpha)$는 잡음오차이다. 복원오차는 정칙화 변수 α에 종속된 값으로서, 두 오차 $E_r(\alpha)$와 $E_n(\alpha)$를 함께 고려하여 전체 오차를 최소화하는 최적의 정칙화 변수를 구할 필요가 있다. 반복 Tikhonov-Miller 복원을 구하기 위하여 식(4)를 다음과 같이 수정한다.

$$\hat{f} = \hat{f} + \beta[H^T g - (H^T H + \alpha C^T C)\hat{f}] \quad (6)$$

연속근사법을 이용하여 식(6)을 다시 정리하면 다음과 같은 반복처리 방법을 얻을 수 있다.

$$\hat{f}_{k+1} = \hat{f}_k + \beta[H^T g - (H^T H + \alpha C^T C)\hat{f}_k]$$
$$= (I - \alpha\beta C^T C)\hat{f}_k + \beta H^T(g - H\hat{f}_k) \quad (7)$$

이때 β는 이완변수(relaxation parameter)로서 수렴속도를 조절하기 위해 사용된다.

3. 정칙화 연산자

정칙화 연산자 C는 정칙화 변수 α와 함께 윤곽부분을 담당하는 연산자이며 흐려진 영상에 대하여 해상도 향상과 윤곽에서 발생하는 리플잡음을 조절하기 위한 것이다. 정칙화 연산자는 영상 전체에 걸쳐 국부적으로 연산을 수행하게 되며, 이는 고주파 특성을 가지므로써 윤곽을 강조하는 역할을 하는 미분 파라메타가 되며 그림 1과 같이 일차미분 파라메타로 Frei-Chen, Prewitt, Roberts, Sobel 연산자[4-6]가 있다.

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -\sqrt{2} & 0 & \sqrt{2} \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

(a) (b) (c) (d)

Fig. 1. 1-D differential operator for horizontal direction.
(a) Frei-Chen operator (b) Prewitt operator
(c) Roberts operator (d) Sobel operator

기존의 연구방법들은 Laplacian 연산자를 정칙화 연산자로 사용하여 왔으며 2차원 Laplacian 연산자는 다음과 같다[1,3,5,6].

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

Fig. 2. Laplacian operator.

본 연구실에서 사용하여 온 1-H 연산자를 공간시간영역에서 표현하면 다음과 같다[7].

$$C(n) = [\delta(n) - H(n)] \quad (8)$$

전대역통과 필터에서 저역통과 필터를 감산한 형태인 1-H 함수를 정칙화 연산자로 사용할 경우 정칙화 변수 α의 가동범위가 Laplacian 연산자를 사용한 경우에 비해 증대되며 적용효과가 개선된다.

4. 실험 및 분석

실험에 사용된 표준영상은 "Lena" 영상으로서 256×256개의 화소를 갖는다. 본 논문에서의 영상의 훼손은 두 가지 형태를 사용하였다. 하나는 크기 L의 수평방향으로 움직여서 흐려진 영상에 20dB의 가우시안 잡음을 첨가한 형태의 훼손 모델이고, 다른 하나는 5×5 크기의 가우시안에 의해 흐려진 영상에 20dB의 잡음을 추가하여 훼손시킨 모델이다. 움직임에 의한 흐려진 영상의 전달함수는 다음과 같다.

$$H(n) = \begin{cases} \frac{1}{L}, & 0 \le n < L \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

이때 움직인 길이 L은 9로 하였다.

영상을 5×5 크기의 가우시안 형태로 흐려지게 하는 전달함수는 다음과 같다.

$$H(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2}\exp[-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}] \quad (10)$$

$$\text{단 } \sigma = 1.25\Delta x \ (= \Delta y)$$

$$\Delta x \ (= \Delta y) : \text{sampling interval}$$

관측영상 g는 점확산 함수에 의해 흐려진 영상에 20dB의 BSNR을 갖는 의사 가우시안 백색 잡음이 혼합된 영상으로써 신호대 잡음비 BSNR은 다음과 같다.

$$BSNR = \frac{\text{variance of the blurred image}}{\text{variance of the additive noise}} = \frac{\sigma^2_{Hf}}{\sigma^2_n} \quad (11)$$

정칙화 방법은 잡음의 평활화와 윤곽부분의 복원을 같이 고려하여 처리하기 때문에 실험결과를 비교분석하기 위하여 분산값으로 영역을 분할하여 평면부분과 중간부분 그리고 윤곽부분으로 나누어 정칙화에 대한 실험결과를 분석하였다. 이 논문에서는 실험에 의해서 각 영역의 분산값을 0~300, 300~800, 800이상의 세 영역으로 나누었다.

본 논문의 반복 Tikhonov-Miller 정칙화 복원방법에 사용된 두 개의 파라메타는 Biemond가 제시한

α=0.5, β=1.0으로 하였다[1]. 정칙화 연산자로서 1-H 연산자, Laplacian 연산자, 그리고 기타 일차 미분 연산자인 Frei-Chen, Prewitt, Roberts, Sobel 연산자에 대하여 검토하였다.

그림 3의 (a)와 (b)는 원영상과 수평방향 움직임에 의한 훼손된 영상이고 (c)와 (d)는 각각 1-H 연산자를 정칙화 연산자로 사용하여 복원한 결과와 Laplacian 연산자를 정칙화 연산자로 사용하여 복원한 결과이다. 그리고 (e)와 (f)는 각각 복원된 결과 (c)와 (d)의 오차 영상을 나타내었다. 1-H 연산자를 사용한 결과에서는 평면부분의 잡음 억제능력이 우수하게 나타나는 것을 알 수 있었으나 윤곽부분을 흐리게 하는 결과를 나타냄을 알 수 있었다. 그리고 Laplacian 연산자를 사용한 결과에서는 윤곽부분의 복원효과가 우수하였고 모자의 가장자리나 어깨선 그리고 우측 배경에서 윤곽과 같은 방향으로 리플잡음이 심화된 것을 알 수 있었다.
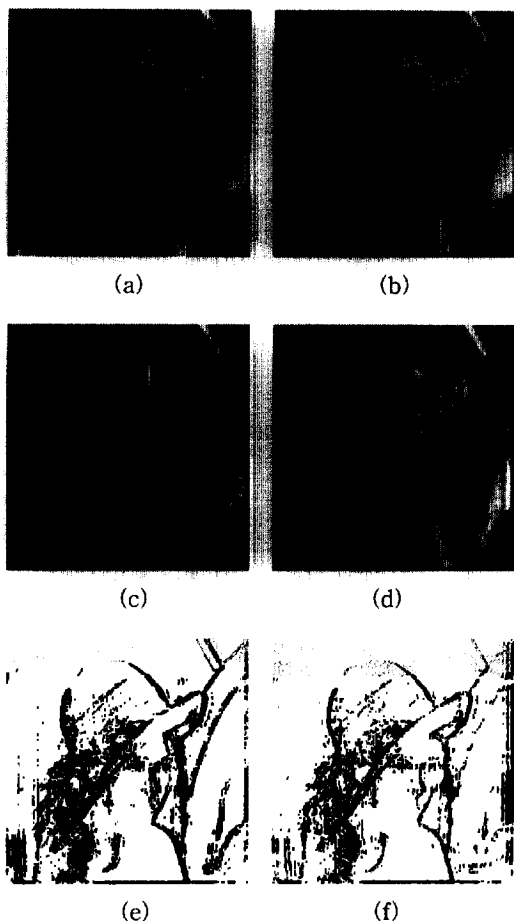
Fig. 3. Restored images and their error images for noisy motion blur.
(a) Original image
(b) Noisy-blurred image for 1×9 motion blur (BSNR=20dB)
(c) Restored image using 1-H operator
(d) Restored image using Laplacian operator
(e) Error image of (c) (f) Error image of (d)

그림 4에서는 각 연산자들을 사용하여 처리한 복원영상을 영역별로 평면, 중간, 윤곽 부분으로 나누어 MSE를 비교분석하였다. 좌측은 Laplacian 연산자와 1-H 연산자를 사용하여 매 복원시의 MSE 결과를 나타내었으며 우측은 Frei-Chen, Prewitt, Roberts, Sobel 연산자를 사용하여 매 복원시의 MSE 결과를 나타내었다. 그래프의 형태가 비슷한 것 끼리 묶어서 좌측과 우측의 두 부류로 나누었다. (a)와 (b)는 평면영역에서의 MSE로 (a)는 1-H 연산자를 사용한 복원결과의 MSE로 지속적인 반복복원에서 안정적인 수렴성을 보장하고 있으며 Laplacian 연산자를 사용한 복원결과의 MSE는 초기의 반복에서 최소 MSE 값을 얻었으며 지속적인 반복복원에서는 잡음의 증폭에 의해 발산함을 알 수 있었다. (b)는 Frei-Chen, Prewitt, Roberts, Sobel 연산자를 사용한 복원 결과의 MSE로 초기 반복에서는 수렴성을 보장하나 지속적인 반복복원에서는 잡음의 증폭에 의해 발산함을 알 수 있었다. 그 중에 Roberts 연산자를 사용한 복원결과의 MSE가 가장 안정적인 수렴결과를 얻었음을 확인할 수 있었다. (c), (d), (e), (f)는 중간영역과 윤곽영역에서의 MSE를 나타낸 것으로 좌측의 결과에서는 1-H 연산자와 Laplacian 연산자를 사용한 복원결과의 MSE 값을 나타내었고 우측의 결과는 Frei-Chen, Prewiit, Roberts, Sobel 연산자를 사용하여 복원결과의 MSE 값을 나타내었다. 좌측의 두 연산자의 결과에서 지속적인 반복복원에서 안정적으로 수렴이 보장되는 것을 알 수 있었으며 그 중에 윤곽부분에서는 Laplacian 연산자를 사용한 복원결과가 1-H 연산자를 사용한 복원결과보다 우수한 수렴성이 보장되는 것을 알 수 있었다. 우측의 Frei-Chen, Prewitt, Roberts, Sobel 연산자를 사용한 복원결과로는 초기반복에서 수렴성을 보였으나 지속적인 반복복원에서는 잡음의 증폭에 의해 발산함을 알 수 있었다. 이 영역에서도 역시 Roberts 연산자가 가장 안정적인 수렴성을 가짐을 확인할 수 있었다.
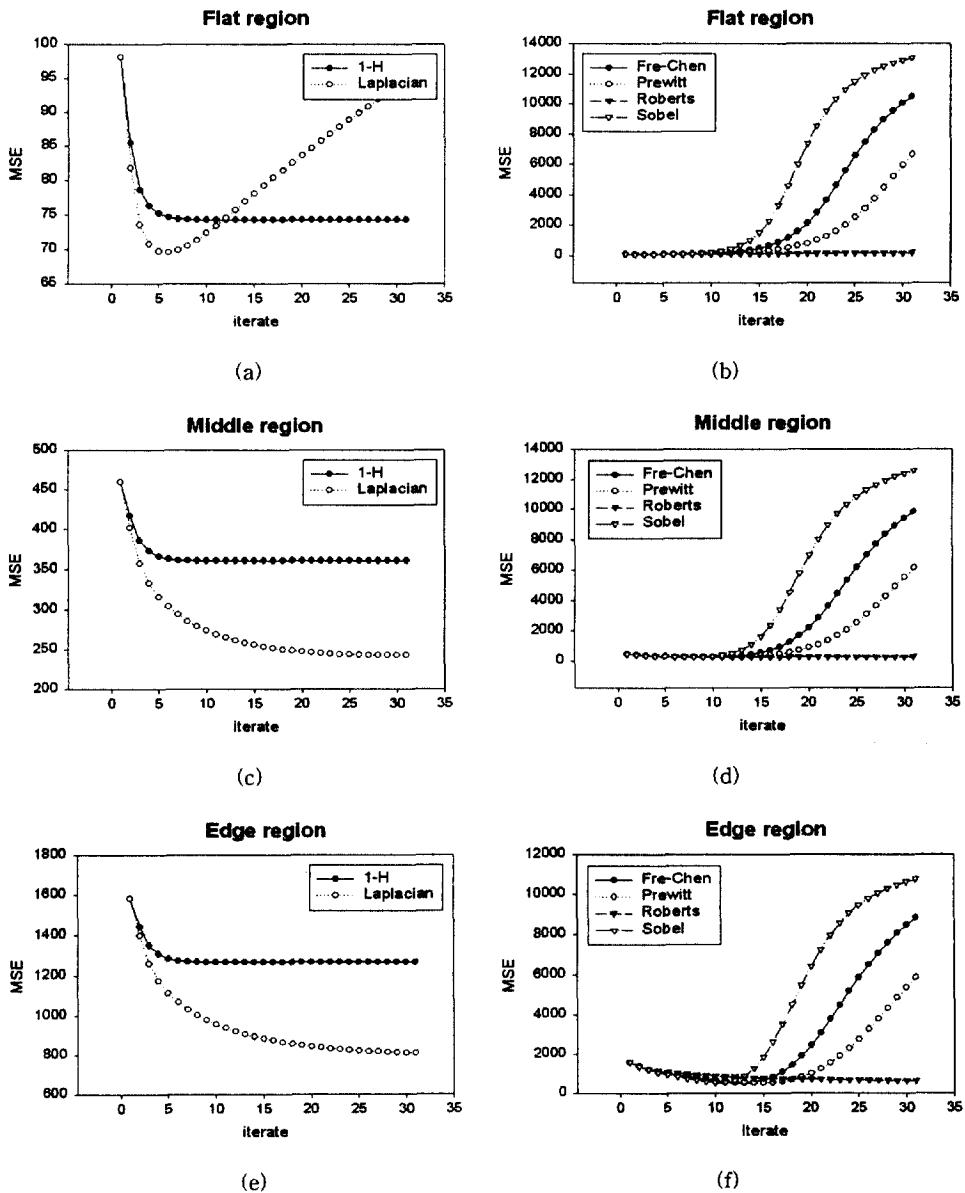
Fig. 4. MSE of each region for each iteration.

(a) 1-H and Laplacian operator for flat region
(b) 1-D Differential operator for flat region
(c) 1-H and Laplacian operator for middle region
(d) 1-D Differential operator for middle region
(e) 1-H and Laplacian operator for edge region
(f) 1-D Differential operator for edge region

그림 5의 (a)는 가우시안에 의한 훼손된 영상이고 (b)와 (c)는 각각 1-H 연산자를 정칙화 연산자로 사용하여 복원한 결과와 Laplacian 연산자를 정칙화 연산자로 사용하여 복원한 결과이다. (d)와 (e)는 각각 복원된 결과 (b)와 (c)의 오차영상을 나타내었다. 1-H 연산자를 사용한 결과에서는 윤곽복원효과가 우수함을 알 수 있었으나 평면부분에서는 잡음억제 능력이 떨어져 거친 형태가 나타남을 알 수 있었다. 그리고 Laplacian 연산자를 사용한 결과에서는 평면부분의 복원효과가 우수하였으나 모자의 가장자리의 윤곽부분과 섬세한 윤곽이 흐려진 것을 확인할 수 있었다.
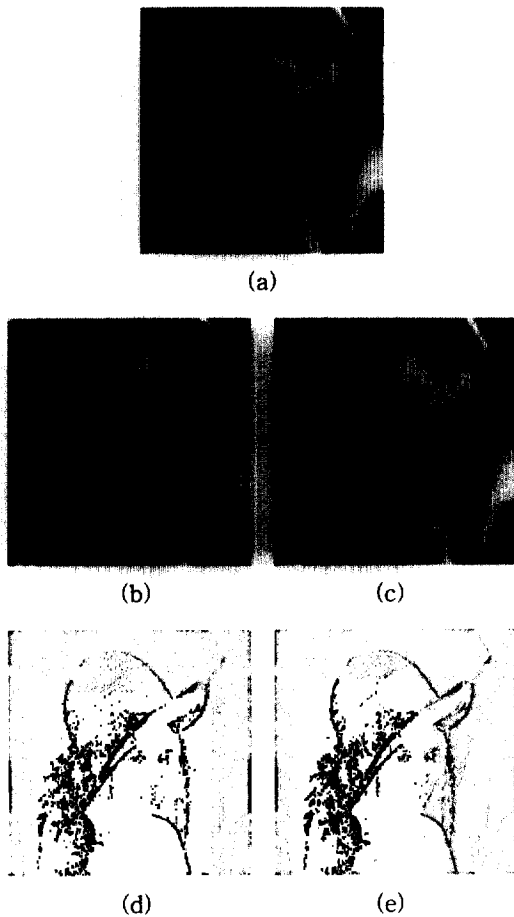
Fig. 5. Restored images and their error images for noisy Gaussian blur.
(a) Noisy-blurred image for 5×5 Gaussian blur
(b) Restored image using 1-H operator
(c) Restored image using Laplacian operator
(d) Error image of (b) (e) Error image of (c)

그림 6은 가우시안 흐려짐에 의한 훼손된 영상을 각 연산자들을 사용하여 처리한 복원영상을 영역별로 평면, 중간, 윤곽부분으로 나누어 MSE를 비교분석하였다. 역시 그래프 형태로 두 부류로 나누어 평가하였다. 좌측은 Laplacian 연산자와 1-H 연산자를 사용하여 매 복원시의 MSE 결과를 나타내었으며, 우측은 Frei-Chen, Prewitt, Roberts, Sobel 연산자를 사용하여 매 복원시의 MSE 결과를 나타내었다. (a)와 (b)는 평면에서의 MSE로, (a)는 지속적인 반복복원에 의한 수렴성을 보장한다. 그러나 Laplacian 연산자를 사용한 것이 1-H 연산자를 사용하여 반복복원한 결과의 MSE보다 우수한 수렴성을 보장됨을 알 수 있었다. (b)는 Frei-Chen, Prewitt, Roberts, Sobel 연산자를 사용한 반복복원 결과의 MSE로 초기 반복에서는 수렴성을 가지나 지속적인 반복복원에서는 잡음의 증폭에 의해 발산함을 알 수 있었다. (c), (d), (e), (f)는 중간영역과 윤곽영역에서의 MSE를 나타낸 것으로 좌측은 1-H 연산자와 Laplacian 연산자를 사용한 복원결과의 MSE로 지속적인 반복복원에서 안정적으로 수렴성을 보장되는 것을 알 수 있었으며 그 중 Laplacian 연산자보다는 1-H 연산자를 사용한 복원결과가 더 우수하게 수렴됨을 확인할 수 있었다. 우측은 Frei-Chen, Prewitt, Roberts, Sobel 연산자를 사용한 복원 결과로 초기반복에서는 수렴성을 가지나 지속적인 반복복원에서는 잡음의 증폭에 의해 발산함을 알 수 있었다. 그 중 Roberts 연산자가 가장 안정적으로 수렴됨을 알 수 있었다.

본 논문에서는 지면 관계상 평면과 윤곽이 비슷한 비율로 섞여진 가장 일반적인 "Lena" 영상의 결과만 보였으나 실험과정에서는 영상모델을 평면이 많은 단순한 것(House Image)에서부터 중간 단계(Lena Image), 그리고 윤곽이 많은 복잡한 구조를 가지는 영상(Jaguar Image)을 대표적으로 선택하여 처리하여 본 결과 모두 이와 유사한 결과를 얻었음을 확인할 수 있었다.

그림 7은 일정한 방향으로 흐려지고 훼손된 영상인 House 영상과 Jaguar 영상의 평면과 윤곽영역에 대한 MSE 결과값을 나타낸 것이다. 1-H 연산자와 Laplacian 연산자를 정칙화 연산자로 사용하였을 때의 실험결과를 나타낸 것으로 각 영역에 대한 수렴성이 Lena 영상을 실험대상으로 했을 경우와 유사한 결과를 얻었음을 확인할 수 있다. 즉, 영상에 따라서 MSE 값은 다를 수 있으나 평면에서는 1-H 연산자가 우수한 수렴성을 가지고 윤곽영역에서는 Laplacian 연산자가 우수한 수렴성을 가지며 각 경우의 수렴형태가 유사함을 알 수 있다.

5. 결 론

Tikhonov-Miller 정칙화 이론에서 사용되는 정칙화 연산자로서 Laplacian 연산자, 1-H 연산자, 미분연산자인 Frei-Chen, Pewitt, Roberts, Sobel 연산자로 실험한 결과를 다음과 같은 결론으로 내렸다.

수평방향으로 움직임에 의한 훼손된 영상에 대한
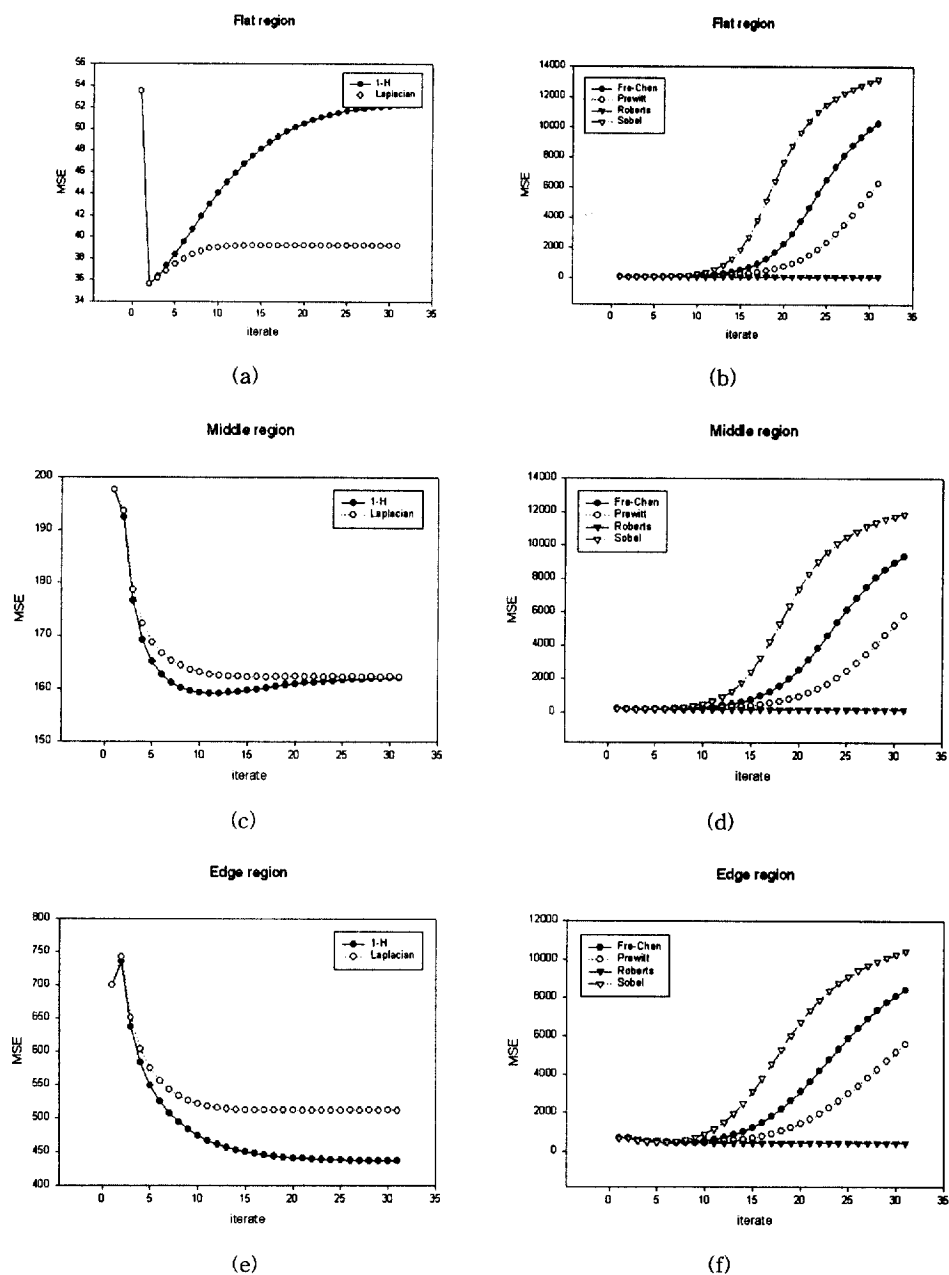
Fig. 6. MSE of each region for iterative restoration result.

(a) 1-H and Laplacian operator for flat region
(b) 1-D Differential for flat region
(c) 1-H and Laplacian operator for middle region
(d) 1-D Differential for middle region
(e) 1-H and Laplacian operator for edge region
(f) 1-D Differential for edge region

실험결과에서 Laplacian 정칙화 연산자는 윤곽부분의 복원효과가 우수함을 확인 할 수 있었고, 1-H 연산자는 윤곽을 어느 정도 처리하면서 평면부분에서의 잡음처리 효과가 우수함을 알 수 있었다.

가우시안에 의한 훼손된 영상에 대한 실험결과에서 윤곽부분의 복원효과에 대한 안정성은 1-H 연산자를 사용하는 것이 우수하였고, 평면부분의 복원효과에 대한 안정성은 Laplacian 연산자를 사용하는 것이
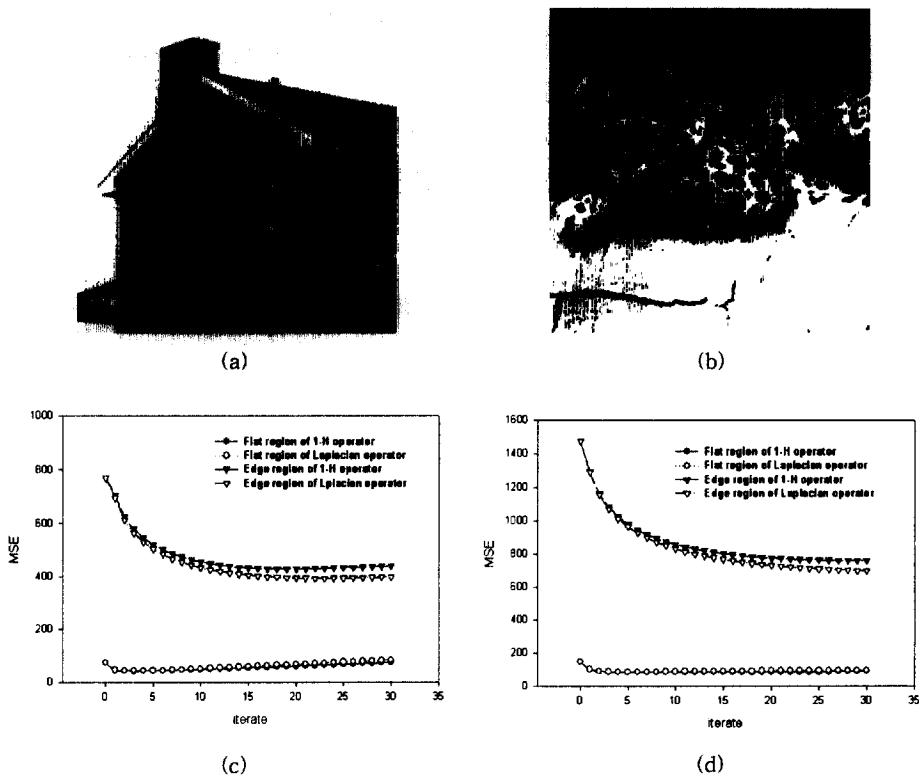
Fig. 7. MSE of each region for each iteration.
(a) House Image (b) Jaguar Image (c) MSE for Noisy Image of (a) (d) MSE for Noisy Image of (b)

우수함을 알 수 있었다. 그러므로 Laplacian연산자와 1-H연산자는 평면과 윤곽분분에 대한 수렴성이 안정적으로 보장함으로 정칙화 연산자로 사용하는 것이 적합하다는 결론을 내렸다.

기타 일반적인 미분 연산자인 Frei-Chen 연산자, Prewitt 연산자, Roberts 연산자, Sobel 연산자 등은 반복의 초기에는 정칙화 연산자의 역할을 수행하지만 지속적인 반복에서는 잡음이 증폭이 되어 발산됨을 확인하였다. 따라서 기타 일차 미분 연산자를 정칙화 연산자로 사용하기에는 미흡함을 알았다. 또한 안정적인 수렴성을 띄는 Roberts 연산자는 1-H 연산자나 Laplacian 연산자의 MSE값보다 매우 크게 나타남으로 정칙화 연산자로 사용하기에는 부적합함을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] A. K. Katsaggelos, J. Biemond, R. W. Schafer, and R. M. Mersereau, "A Regularized Iterative Image Restoration Algorithm," *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol.39, No.4, pp.914-929, April 1991.

[2] Reginald L. Lagendijk and Jan Biemond, *Iterative Identification and Restoration of Images*, Kluwer Academic Publishers, 1991.

[3] R. L. Lagendijk, J. Biemond, and D. E. Boekee, "Regularized Iterative Image Restoration with Ringing Reduction," *IEEE Trans. ASSP*, Vol.36, No.12, pp.1874-1888, December 1988.

[4] William K. Pratt : *Digital Image Processing*, Jone Wiley & Sons, 1991.

[5] Rafael C. Gonzalez, and Richard E. Woods: *Digital Image Processing*, Addison-Wesley Publishing Company, 1992.

[6] Scott E Umbaugh : *Computer Vision and Image Processing*, Prentice Hall, 1998.

[7] 李泰鴻 外, "弛緩パラメタを用いたボケ畵像の正則化反復復元" 日本電子情報通信學會論文誌 D-II Vol. J79-D-II No.11 pp. 1782-1789 Nov 1996.

전 우 상

1997年 2月 嶺南大學校 電子工學科(工學士)
1999年 嶺南大學校 電子工學科(工學碩士)
1999年～嶺南大學校 電子工學科 博士課程
관심분야 : 영상처리, 동영상

이 태 홍

1975年 2月 서울大學校 工業敎育學科 電子工學專攻 卒業
1976年 5月～1979年 10月 東洋精密(株) 中央硏究所 책임연구원
1980年 2月 서울大學校 大學院 工業敎育學科 電子工學專攻 卒業(碩士)
1980年 1月～1981年 2月 金星電氣(株) 技術硏究所 技佐
1981年 3月～현재 嶺南大學校 電氣電子工學部 敎授
1996年 10月～1997年 10月 韓國通信學會 大邱・慶北 支部長
1997年 2월 서울大學校 大學院 電子工學科 卒業(博士)
관심분야 : 신호처리, 영상처리